静息态EEG/MEG的非周期成分：分析流程、应用进展和未来前景

胡静怡　　白朵　　雷旭*(xlei@swu.edu.cn)
（西南大学心理学部，重庆 400715）

摘要：功率谱分析是EEG/MEG数据处理中的常用方法，近年来越来越多的研究者认识到功率谱的非周期性成分具有独特的生理意义与应用价值。随着国际上以频谱参数拟合算法(SpecParam)为代表的工具包的推广使用，静息态EEG/MEG的非周期分析受到广泛关注。本文首先介绍了在高密度EEG/MEG中进行非周期分析的常规流程。之后总结应用上的两个主要进展：在发展神经科学方面，老年人的频谱平坦化与认知表现下降、睡眠质量变差高度相关。在临床应用方面，非周期性参数可以作为多种神经精神疾病的电生理标志物。目前，非周期分析还缺少对全脑空间分布的关注，其神经生理生成机制尚处于探索期，未来需要结合多模态脑成像技术、实验设计等创新方向进一步筑牢理论基础，拓展应用范围。
关键词：非周期成分　EEG/MEG　功率谱　无标度性　静息态
分类号：

Aperiodic components of resting-state EEG/MEG: Analysis procedures, application advances and future prospects

Hu Jingyi　Bai Duo　Lei Xu
(Faculty of Psychology, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract：Power spectral analysis is a common method in EEG/MEG data processing. In recent years, growing numbers of researchers have recognized that the aperiodic components of power spectra hold unique physiological significance and practical value. With the global adoption of toolkits such as SpecParam, the aperiodic analysis of resting-state EEG/MEG has garnered substantial attention. This paper first introduces standardized procedures for aperiodic analysis in high-density EEG/MEG. Subsequently, we summarized two major empirical advancements: In developmental neuroscience, age-related flattening of the power spectrum demonstrates robust associations with cognitive decline and deteriorated sleep quality among older adults. Clinically, aperiodic parameters show promise as electrophysiological biomarkers for neuropsychiatric disorders. Current limitations include insufficient exploration of whole-brain spatial distributions and incomplete understanding of neurophysiological generation mechanisms. Future research directions should integrate multimodal neuroimaging techniques, innovative experimental paradigms, and mechanistic modeling to strengthen theoretical foundations and expand clinical applications.

本文系国家自然科学基金面上项目(项目编号：NSFC32471095)的研究成果之一。

Keywords: aperiodic components EEG/MEG Power Spectrum scale-free resting-state

1 引言

高时空分辨率的脑成像技术极大促进了对大脑结构组织和功能活动的探索。与其他脑成像技术相比，脑电图(electroencephalography, EEG)与脑磁图(magnetoencephalography, MEG)具有较高的时间分辨率，是大脑神经活动的直接测量。作为非侵入性的全脑测量方式，EEG/MEG 受到研究者的广泛青睐。静息态 EEG (resting-state EEG, rsEEG)和静息态 MEG 主要关注个体在非任务状态下产生的自发神经活动，具有实验任务简单、设备易得、分析流程成熟等优势。过往研究已将皮层内的振荡活动与认知、记忆与发育过程联系起来(Candelaria-Cook et al., 2022; Benchenane et al., 2011; Kahana, 2006)，振荡频率或幅度的变化可能构成精神、神经及发育障碍中病理性神经活动的标志物(Newson & Thiagarajan, 2018; Gatev, Darbin & Wichmann, 2006)。

功率谱分析是 EEG/MEG 数据分析中的常用方法，它将原始信号转换为频率空间的功率，进而量化不同频率的能量分布情况。除了具有特定中心频率的自发神经活动(即周期活动，包括α、θ节律等)，在频谱中非周期活动也称为“无节律性”或“非节律性”成分，即能量没有主要的中心频率，由于尺度不变的性质而表现出“无标度”的特征(He et al., 2010)。近年来功率谱中提取非周期性成分的工作受到广泛关注。非周期活动遵循类似 1/f 的分布，作为功率谱的一种特性而不受特定频段的影响。如图 1a 所示，Donoghue 等人(2020)提出分析神经振荡的频谱参数的拟合算法 SpecParam (Spectral parameterization，也称为 fitting oscillations and one over f，即 FOOOF)，可通过对数转换后对 EEG 频谱的线性拟合来获得两个参数：(1)频谱指数(exponent)表示跨频率的功率分布趋势，反映了功率谱衰减的陡峭程度，相当于线性拟合的斜率(Donoghue et al.,2020)；(2)偏移量(offset)反映功率在不同频率上的整体偏移，相当于线性拟合的截距。Gao 等人(2017)利用兴奋性神经元(Excitatory neuron，E，以谷氨酸受体为代表)与抑制性神经元(Inhibitory neuron，I，以γ-氨基丁酸为代表)的电导率进行建模，证实了非周期性指数的变化取决于兴奋性-抑制性神经元平衡的整体变化：当 E>I 时，指数降低，功率谱更平坦；当 E<I 时，指数升高，功率谱更陡峭。该模型进一步在一项神经药理学方面的研究中得到证实(Colombo et al., 2019)。偏移量主要反映宽带功率整体的能量变化，和知觉与认知状态的改变相关。基于同步脑电-功能磁共振技术(EEG-fMRI; functional magnetic resonance imaging, fMRI)，人们发现偏移量和 fMRI 的血氧水平依赖信号(Blood Oxygen Level Dependent, BOLD)相关(Winawer et al., 2013)，并且非周期性 EEG 活动所表现出的自发性功率波动能够与全脑静息态 fMRI 活动直接耦合，说明非周期性 EEG 活动很可能是全脑 fMRI 信号的神经基础(Wen & Liu, 2016a)。

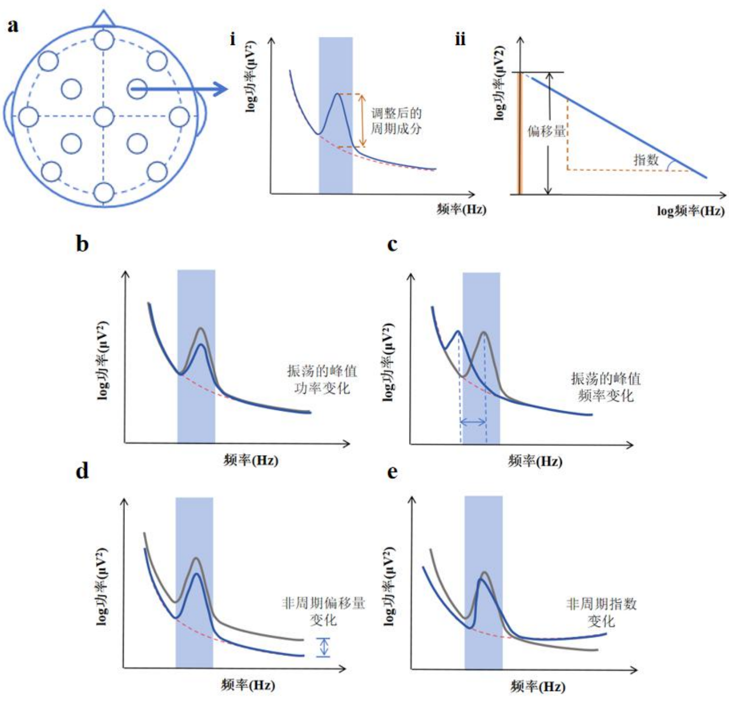


图 1 频谱分析中区分非周期与周期性成分的必要性：非周期分析将某个电极的信号转换为频谱(蓝色实线)，在窄带内(蓝色阴影)提取(a.i)周期性成分(频谱在虚线上方的部分)与非周期性成分(虚线)，其中非周期性成分主要有(a.ii)指数和偏移量两个参数。传统频谱分析判断窄带内频谱能量有无差异时，以下情况可能会错误认为与(b)振荡功率降低产生类似的总功率变化：(c)周期活动仅改变峰值频率；仅有非周期活动变化如(d)偏移量或(e)指数的改变。

1.1 频谱分析中区分非周期和周期成分的优点

神经电生理学领域很早就注意到 EEG/MEG 的频谱具有 1/f 分布的特征(Motokawa, 1949)。由于 1/f 噪声在自然界中无处不在，如仪器噪声、背景噪声等，如何有效去除这些噪声显得非常重要(Zarahn et al., 1997)。早期工作中人们认为非周期活动可能就是这种噪声，通过归一化功率谱或信号的白化预处理来移除 1/f 成分，从而避免无标度活动对周期活动的影响(He et al.,2010)，但这种方法忽略了具有生理意义的非周期活动。越来越多的研究发现这些活动具有独特的功能意义，进一步的讨论能够帮助人们更加明确 EEG 信号不同成分所关联的神经活动和行为表现(Donoghue et al., 2020; He, 2014)。不过与周期活动的广泛研究相比，目前有关非周期性成分的性质与功能依旧知之甚少。

图 1c-e 中列举了在 EEG/MEG 实验研究中，两个条件对比时容易出现的谬误。如果在这些条件中采用传统方法，都会发现频谱在某个频段的显著不同，但实际情况却大不相同。当窄带功率变化时，我们一般假设为特定频率的能量发生了改变(图 1b)。但由于周期活动嵌套在非周期活动中，意味着窄带能量的变化不一定来自于周期活动真实的变化(Donoghue et al., 2020; Gao, Peterson & Voytek, 2017; Podvalny et al., 2015)。如图 1c 所示，当峰值频率发生改变时，可能会错误反映为能量和频率宽度的变化。所检测到的振荡变化活动也可能事实上来自非周期活动的影响，例如偏移量(图 1d)或指数的改变(图 1e)。另外，即便不存在明显周期活动，传统频谱分析也可能会由于这些非周期性参数表现出总频段功率的变化。如果在频谱分析中忽略以上情况，很有可能使研究者对所关心的生理心理现象产生误解。

1.2 本文的主要内容

近年来国际神经电生理领域表现出对非周期分析的持续关注。由于频谱分析在 EEG/MEG 研究中的广泛采用，亟待更多的工作去挖掘这座冰山之下“非周期活动”的功能意义。静息态 EEG/MEG 相对于任务态提供了更稳定的背景活动，使非周期性成分更易于提取，同时还能够反映个体基础的神经状态。相较于任务态 EEG/MEG，静息态数据库体量更大且易于构建计算模型，在当前非周期分析领域受到研究者们的青睐。此外，基于全脑的高密度 EEG/MEG 能够提供更广泛的全脑活动信息，揭示不同区域之间的相互作用，可以从宏观上掌握各成分的空间分布特点和规律，为进一步进行皮层定位奠定基础。因此本文集中对静息态高密度 EEG/MEG 领域里有关非周期活动的相关研究进行了整理：首先，我们汇总了近年来常用于单个电极非周期分析的工具包，对各算法的特点进行了比较；其次，针对全脑覆盖的高密度 EEG/MEG 领域，创新性地提出基于全脑电极水平的非周期分析的分析步骤；然后，我们总结了非周期分析在神经科学、心理学和精神病学中的主要进展，特别是在发展神经科学和临床应用中的成功案例；最后，针对目前的发展现状，提出了非周期活动有待探索的新领域——关注全脑空间分布、结合多模态技术探索非周期活动的神经基础、结合实验设计创新发挥非周期分析的优势。

2 非周期成分分析

2.1 常用工具包

定量方法能够帮助我们更加客观地进行非周期分析，在表 1 中对常用的工具包及其特点进行了简单介绍。根据算法所基于的信号拟合空间，可以大致分为两类。第一类是基于功率谱的频域空间算法。频谱参数的拟合算法(SpecParam; Donoghue et al., 2020)利用高斯混合模型与幂律函数对频谱进行拟合，进而提取电生理数据的周期性参数和非周期性参数。在 SpecParam 的基础上，衍生出了识别神经活动动态变化的时间序列频谱参数化算法(Spectral Parameterization Resolved in Time, SPRiNT; Wilson et al., 2022)与检测振荡活动瞬时事件的瞬态振荡参数化算法(Periodic/Aperiodic Parameterization of Transient Oscillations, PAPTO; Brady & Bardouille, 2022)。不规则重采样频谱自动化分析(Irregular-Resampling Auto-Spectral Analysis/Multiple-Resampling Cross-Spectral Analysis, IRASA/MRCSA; Wen & Liu, 2016b; Racz et al., 2022)利用非周期与周期性信号对重采样的鲁棒性不同，从混合时间序列中分离非周期性成分。优化的振荡检测系列算法(Better Oscillation detection/extended Better Oscillation detection,BOSC; Whitten et al., 2011)与多重振荡检测算法(Multiple Oscillation Detection Algorithm, MODAL; Watrous et al., 2018)则是在先前算法的基础上进行扩展，借助非周期活动检测振荡活动。第二类是基于原始数据的时域空间方法。ξ-α 模型(Pascual-marqui et al., 1988)采用概率分布函数拟合周期性与非周期性成分，主要关注α节律的峰值。ξ-π 模型(Hu et al., 2024)在不规则频谱形状中具有较好的鲁棒性，分别对周期性与非周期性成分进行拟合。

表 1　常用的非周期分析工具包和主要特点

工具包名称	频谱分离参数化情况		算法基础	拟合空间	优点	缺点	参考文献
	非周期性成分	周期性成分					
SpecParam (FOOOF)	√	√	高斯拟合、幂律函数	对数功率-频率	不需要预先定义特定的感兴趣频带和控制非周期性成分。	①拟合频率范围局限在窄带的低频或高频时性能较差 ②模型驱动，受预设参数影响大 ③难以表征无法明确区分的振荡峰值(重叠峰) ④跨频率范围边界的振荡会导致指数误差增大	Donoghue et al., 2020
SPRiNT	√	√	高斯拟合、幂律函数	对数功率-频率	将 Specparam 与短时傅里叶变换相结合，实现了时间分辨频谱参数化	①高估峰值带宽，低估峰值数量 ②存在非周期性拐点(knee)时，性能下降	Wilson et al., 2022
PAPTO	√	√	高斯拟合、幂律函数	对数功率-频率	对皮层瞬时 β 节律活动敏感	-	Brady & Bardouille, 2022
IRASA/MRCSA	√	×	重采样	对数功率-对数频率	①可估计频率范围边界上的周期成分 ②MRCSA 可用于分析两个同时记录的神经信号的交叉频谱	①缺乏明确的参数化以便进一步分析 ②受到重采样因子大小影响 ③难以表征无法明确区分的振荡峰值(重叠峰) ④存在大带宽峰值或非周期性拐点(knee)时，性能下降	Wen & Liu, 2016b; Racz et al., 2022
BOSC	√	×	卡方分布	对数功率-对数频率	能够正确拒绝非振荡的瞬态事件	①通常假设非周期分量是不变的 ②缺乏去除频谱峰值干扰的系统预处理步骤	Whitten et al., 2011
MODAL	×	√	频率滑动法	对数功率-对数频率	确保仅在感兴趣频带中功率增加的时间段内获得相位和频率估计。	通常假设非周期分量是不变的	Watrous et al., 2018
ξ - α	√	×	T 检验	原始数据	关注 α 节律峰值	-	Pascual-marqui et al., 1988
ξ - π	√	√	单模态与多模态	原始数据	①对不规则频谱形状具有较好鲁棒性 ②对所有类型周期信号进行无偏识别	-	Hu et al., 2024

注：“-”表示不涉及或参考文献中未展开说明，“√”表示频谱分离时能够参数化，“×”表示频谱分离时不能够参数化。推荐阅读 Gerster 等人(2022)的文章，该研究对目前使用较多的 SpecParam(FOOOF)与 IRASA 的特点及局限性进行了更为详细的对比介绍。

总体来看，目前基于频域空间的算法居多而时域空间算法较少。与仅将周期性和非周期性成分分离的方法相比(如 IRASA)，Donoghue 等人(2020)推出的 SpecParam 算法能够对这两种成分进行单独建模，在分离周期性与非周期性成分的同时获得相关参数。与其他参数化方法相比(如 eBOSC)，SpecParam 算法的自动化与广泛应用便于初学者快速入门。该算法无需预先定义感兴趣的特定频带，功率谱中的峰值以其特定的中心频率、功率和带宽作为特征，因此在排除 1/f 信号干扰后还能够进一步探讨调整后的周期性参数。对于每个电极的周期性成分，量化其中心频率、周期性成分能量和周期性成分宽度有助于阐明它们在认知和行为功能跨生命周期中的作用(Ostlund et al., 2022)。使用 SpecParam 所获得的参数总体上表现出了良好的重测稳定性(McKeown et al., 2024)，因此近年来绝大多数非周期研究中都使用 SpecParam 对数据进行分析。

2.2 高密度 EEG/MEG 非周期分析的常规过程

由于目前非周期分析主要应用在单电极或少量电极的神经科学研究中，如何在全脑覆盖的高密度 EEG/MEG，特别是静息态 EEG/MEG 中规范使用，尚缺乏统一的流程指南。下面我们以近年来非周期分析的主流工具 SpecParam 为例，结合睡眠剥夺共享数据集(Xiang et al., 2024)，对非周期性成分在被试内实验设计中的计算过程进行说明。

睡眠剥夺数据集记录了 71 名被试在正常睡眠和睡眠剥夺后，头表 61 个电极的 5 分钟睁眼静息态脑电。SpecParam 算法可用于单个电极分析，为了在全脑水平更加规范地讨论非周期活动及其参数的特征，我们提出了一个标准化的高密度 EEG/MEG 非周期/周期分析流程框架(Bai et al., 2024)。该框架一方面融入了 SpecParam 算法，另一方面还考虑了高密度 EEG/MEG 研究中常用的多电极设置和组间统计推断问题(如图 2 所示)，以最大化利用所有电极的信息。

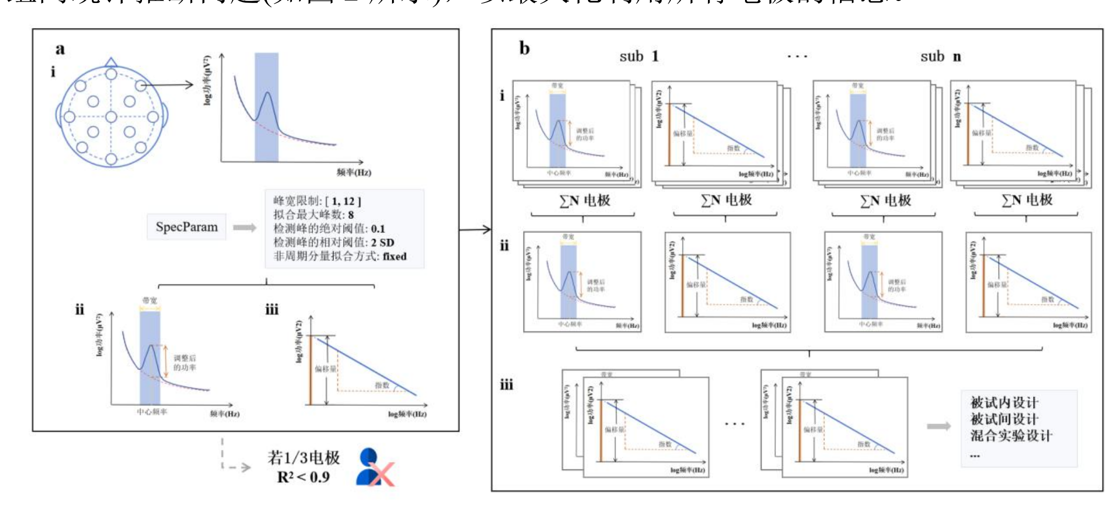


图 2 标准化的高密度 EEG/MEG 非周期/周期分析流程框架。步骤 1:(a.i)使用 SpecParam 工具包进行单个电极水平的估计，每个电极将得到(a.ii)周期性参数、(a.iii)非周期性参数、拟合优度 R2 与残差 error，其中周期性参数从每个电极的所有拟合峰中选择最大功率的作为每个电极的代表值。步骤 2:被试水平的评估，对拟合度达不到要求的电极数过多的被试进行剔除。(b.i-ii)将所有电极的非周期性参数及代表周期性参数取平均值作为该被试的参数化结果。步骤 3:(b.iii)组水平的统计。由于每个被试都得到了非周期性成分和周期性成分，可采用描述性统计或假设检验进行统计。

2.2.1 预处理和功率谱的计算

睁眼静息态 EEG 数据的预处理在 MATLAB R2021b (The MathWorks)和 EE

GLAB (2021, http://sccn.ucsd.edu/)中完成。首先对原始数据进行 0.2~47 Hz 的带通滤波。随后将 5 分钟的 EEG 数据分割成了 75 个长度为 4 秒的片段。之后进行伪迹段和坏电极的视觉检查，排除包含明显伪迹的片段，平均伪迹片段数为 1.46 (2.02)。坏电极的平均数量为 2.03(2.36)，使用球形插值进行坏电极的替换。使用独立成分分析(independent component analysis, ICA)来去除肌肉和眼动伪迹。最后，数据被重新参考为所有电极的平均参考。

预处理后的 EEG 数据，使用 Welch 方法(4s 汉明窗，无重叠)计算每个被试、每个电极的功率谱密度(power spectral density, PSD)。近年来 EEG 源定位技术日趋成熟，对于 MEG 信号，源定位更是常规处理步骤。推荐对于高密度(64 导以上)的 EEG/MEG 数据，先对原始信号进行源定位再计算功率谱。可以使用精确版的低分辨率电磁成像(eLORETA)方法进行 EEG/MEG 的源定位，构建大脑皮层的电神经活动。计算皮层上每一个顶点(偶极子)的功率谱密度。在这里为了简化演示，我们仅呈现头表电极功率谱分析的步骤。

2.2.2 电极水平的 SpecParam 拟合

在单电极(或皮层上的单个偶极子)水平对频谱进行非周期拟合，软件采用 Matlab R2021b。非周期分析所使用的 SpecParam 工具包来自 Donoghue 等人(2020)公开发布的代码，工具包版本为 1.0.0(本实例分析的代码见补充材料)。将计算得到的每一个电极的功率谱密度输入 SpecParam 工具包，即可得到周期与非周期性成分的参数结果。

详细算法步骤见图 3(Donoghue et al., 2020)。在正式运行前需要设置一些前置参数：(1)峰宽限制(peak_width_limits)：默认值[0.5, 12]，设置拟合峰宽的可能区间。本研究中设置为[1, 12]。注意以下步骤中若未单独提出，代表本研究中使用了该参数的默认值；(2)拟合最大峰数(max_n_peaks)：默认值 Inf，设置拟合的最大峰数。本研究设置为 8；(3)检测峰的绝对阈值(min_peak_height)：默认值 0.0，在检测峰时，作为任何提取到的峰值的最小高度(高于非周期性)的绝对限制。该阈值以功率谱(对数功率)的绝对单位定义，在许多研究中设置为 0.1。绝对阈值在迭代过程中保持不变；(4)检测峰的相对阈值(peak_threshold)：默认值 2.0，基于以平坦频谱标准偏差为单位定义的参数，检测峰时任何提取的峰高必须越过该阈值才能包含在模型中。相对阈值在每次迭代过程中都会重新计算；(5)非周期分量拟合方式(aperiodic_mode)：默认值固定(‘fixed’)，选择用于拟合非周期分量的方式。其中固定条件下假设非周期性具有单一 1/f 分量特征，即它在对数-对数空间中的所有频率的能量都在一条直线上。但在宽频率范围(>~40 Hz)中，非周期分量通常表现出“弯曲”，需要使用‘knee’来捕捉这一特征。

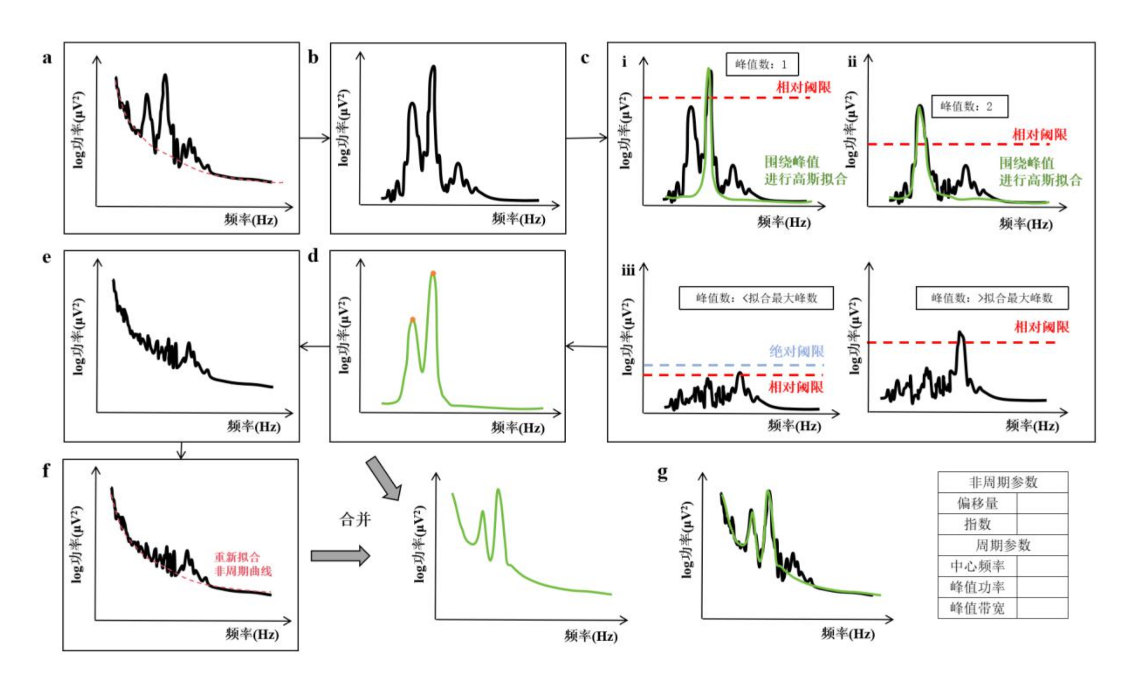


图 3 单电极水平上 SpecParam 的算法步骤：(a)初始非周期拟合：对原始功率谱密度拟合估计非周期性成分；(b)扁平化频谱：从原始 PSD 中减去非周期估计成分，残差被假设为多个周期性成分和噪声的混合；(c.i)检测峰：使用迭代过程来查找扁平化频谱中的峰值。找到残差最大值并围绕该峰值拟合高斯曲线，(c.ii)减去拟合的高斯曲线并继续拟合，(c.iii)当下一个识别点低于绝对/相对阈限或拟合峰数超过拟合最大峰值数时迭代停止；(d)创建全峰拟合：根据高于噪声阈值的峰值数确定振荡的数量后，对来自(b)的扁平化频谱执行多高斯拟合，得到所有周期性成分的联合功率(图中橘色圆点标记)，包括每个峰的 3 个参数：中心频率、能量和宽度；(e)创建去全峰频谱：从原始功率谱密度中减去(d)计算的联合功率得到去全峰频谱；(f)重新拟合非周期分量：在去全峰频谱中重新拟合非周期性成分，得到指数和偏移量；将(d)联合功率与(f)非周期性成分的重新拟合相结合获得最终拟合(g)。

综上，本步骤中每一个电极可以得到：(1)2 个非周期性参数：指数和偏移量；(2)3*m 个周期性参数，其中 m 为周期峰的个数(≤设定的最大峰数)，每个周期峰得到 3 个参数：单峰中心频率、单峰能量和单峰宽度。

2.2.3 被试水平的指标整合

如果超过 1/3 的电极的拟合度不佳，即 R2<0.9，则在后续分析中排除该被试。对于单个被试的非周期性参数，通过取该被试所有电极的平均值来计算单被试的代表值(见图 2b)。分别取所有电极最大能量对应的中心频率，作为该被试的中心频率，即周期性成分中心频率。之后通过周期性成分中心频率，在每个电极中根据中心频率最近原则找到对应的单峰，平均后得到周期性成分能量和周期性成分宽度。注意周期性成分中心频率，周期性成分能量和周期性成分宽度来自于单个电极的单峰中心频率、单峰能量和单峰宽度，是这些信息在被试层面的整合信息。

2.2.4 组间水平统计分析

经过上述步骤后，每个被试都有两个非周期性参数(指数与偏移量)和三个周期性参数(周期性成分中心频率、周期性成分能量、周期性成分宽度)。由于本例为被试内设计，所以对正常睡眠和睡眠剥夺后的非周期及周期性参数进行了配对样本 t 检验。此外，为了分析非周期性成分的头表分布，我们对每一个电极的非周期性成分进行了配对样本 t 检验，通过 Bonferroni 矫正多重比较的问题。在高密度 EEG/MEG 中通常会面临由于电极多带来的多重比较校正，除了 Bonferroni

矫正，也可以参考 Zhang 等人(2023)的方法对电极进行基于团簇水平的置换检验(cluster-based permutation test)。

在本例中，睡眠剥夺后非周期性偏移量显著升高。而非周期性指数差异不显著(见图 4c-d)。结合单个电极的配对样本 t 检验，发现非周期性偏移量的差异主要表现在枕部的多个电极(见图 4c)。

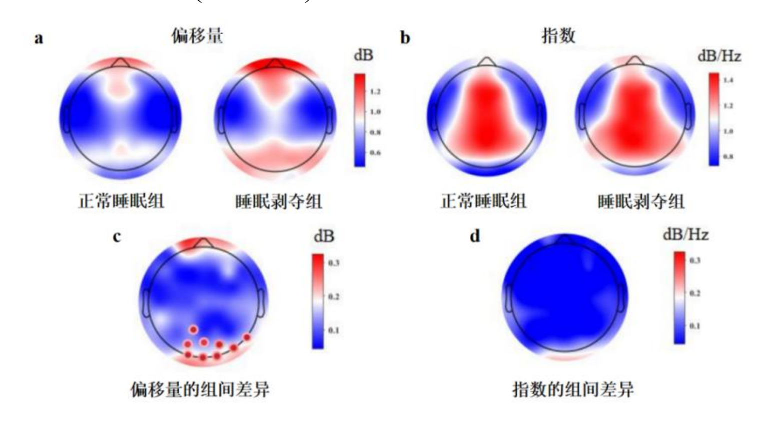


图 4 正常睡眠与睡眠剥夺后的头表地形图分布。其中(a)分别展示了两组偏移量的地形图分布，(b)分别展示了两组指数的地形图分布。(c)(d)对正常睡眠和睡眠剥夺条件下头表的每个电极进行配对样本 t 检验，其中 $p<0.05$ 的电极使用红点标记。

(资料来源：Bai et al., 2024)

2.3 小结

本节对比了近年来常用非周期分析工具包的特点，并基于 SpecParam 算法进一步介绍了在高密度 EEG/MEG 中进行非周期分析时需要注意的多电极信息汇总与组间统计分析问题。采用这种方法不仅能够充分利用电极信息，还能根据研究目的自由选择基于电极水平/被试水平进行进一步讨论，提高了数据的利用率。

3 静息状态下非周期分析在不同群体中的应用

从本质上来看，非周期性指数能够作为功率谱随频率变化速度的度量，因此可以视作大脑神经变异性的指标；而偏移量能够反映功率谱在范围内的整体上升/下移。因此，最近的工作尝试借助非周期活动及其参数反映与心理相关的生理过程。静息状态下非周期性成分的分析目前主要应用于神经科学和心理学领域。按大脑状态可以分为清醒静息态、睡眠状态，按科学问题还可以包括神经发育。而在临床应用领域，非周期性参数被证实具有作为某种生物标志物的潜在价值，能够作为组间比较的有力参数。接下来，我们将根据群体类型对非周期分析目前的主流结论分别进行介绍。

3.1 健康人群

3.1.1 清醒静息态

静息态 EEG/MEG 通常分为睁眼和闭眼两种状态，闭眼条件下的指数与偏移量均大于睁眼条件(Hill et al., 2022; McSweeney et al., 2021)，而且条件间差异非常稳定(McKeown et al., 2024; Ossandón et al., 2023)。

人格特质是指个体长期表现出来的情绪、认知与行为模式的总和(Wilt & Kay, 2015)，具有相对稳定性。驱动人格特质的大脑神经活动得到广泛探讨，在静息状态下尤为突出。Jach 等人(2020)通过多变量模式分析(multivariate pattern analysis, MVPA)，证实了可以用各频段的活动预测人格特征，但这一结果是基于

传统的频谱分析。Pacheco 等人(2024)进一步纳入非周期性成分，发现非周期分析可以提高预测的效应量。此外，非周期性成分和周期性成分可能表征了人格的不同方面：总体上，周期活动对所有人格类型都具有一定的预测能力，但宜人性需要借助非周期活动的特征来提高预测水平。

最近的工作还强调了非周期活动在高级认知功能中的重要性，包括任务表现(He et al., 2010)、觉醒水平(Lendner et al., 2020)以及高级认知加工。高级认知功能通过复杂的振荡活动模式介导，个体能够根据当前任务的要求，调整认知控制风格在持久性与灵活性之间找到平衡(Zhang et al., 2023; Hommel, 2015)。对于这种认知调节模式，静息态 EEG 活动可以作为反映其功能与变化的神经标志物(Wan et al., 2023)。面临不同持久性/灵活性的任务要求，大脑神经信号的传递会发生相应变化，具体表现为神经系统兴奋性和抑制性神经元活动的平衡(即 E:I 比率)的改变，这一比率可通过非周期活动的指数变化来反映。在灵活性更高的处理过程中，皮层网络状态之间将更频繁地更新状态以适应任务，即频谱指数变大；当任务趋于持久性时，则需要最大限度地减少不同皮层网络状态之间的转换，即指数更小(Zhang et al., 2023)。Pi 等人(2024)将这一关系扩展到个体间差异，使用静息态 EEG 活动中的非周期性成分预测个体的认知控制类型。静息状态下指数更小的个体，在持久性更高的条件下指数变大，但静息状态下指数更大的个体在不同任务之间不存在差异。这些组间差异还相应体现在不同任务条件的表现上，表明个体能够通过调整非周期活动的水平来调整他们的认知控制方式。可以看到，非周期活动不仅是稳定的背景神经活动，还能够反映个体不同的认知适应能力。

3.1.2 睡眠状态

在睡眠状态中分离非周期性成分有助于我们更好地理解睡眠的神经活动特征。清醒与睡眠之间的转变具有明显的电生理特征，而这些特征反映了大脑状态的全局变化(Maquet & Phillips, 1998)。另一方面，睡眠过程的脑电活动也和年龄、性别和认知能力相关(Ujma et al., 2019; Pótári et al., 2017; Ujma et al., 2017)。

频谱的指数对兴奋性和抑制性神经活动相对比率的变化非常敏感。早期的研究表明清醒状态与慢波睡眠状态的非周期性指数具有显著差异，这种差异在小于 10Hz 的频率范围最明显，但在 70Hz 以上几乎没有差异(Zempel et al., 2012)。Schneider 等人(2022)对人类睡眠的不同阶段进行分析，在校正个体差异后，发现频谱的指数可以作为睡眠阶段的标志物。清醒状态下的指数最大，表明神经系统抑制性活动的增强可能是觉醒状态降低的特征之一。随着非快速眼动(Non-rapid Eye Movement, NREM)睡眠的加深，指数也逐渐降低(Bódizs et al., 2021; Miskovic et al., 2019)，并在慢波睡眠期间达到最低值。进一步的空间分析发现前额叶区域的指数表现出最强的睡眠状态依赖性(Lendner et al., 2020)。与外侧前额叶皮层相比，内侧前额叶皮层与内侧颞叶受睡眠阶段的影响更大，这些大脑区域也是和睡眠依赖的记忆巩固最相关的区域(Helfrich et al.,2017; Mander et al.,2013)。

夜间突触的兴奋性调节构成神经网络可塑性的生理机制，促进了睡眠期间的记忆巩固(Girardeau & Lopes-dos-Santos, 2021; Klinzing et al., 2019)，这种调节在非周期活动上得到反映。非周期活动在睡眠期间驱动宽带功率下降，在睡眠后则表现出频谱指数的变大。快速眼动(Rapid Eye Movement, REM)睡眠能够介导这种频谱指数的夜间下调，在 REM 后的 NREM 阶段频谱指数变小。相应地，睡

眠剥夺会减弱非周期活动的夜间调节，与正常睡眠后相比表现出更为平坦的频谱(Lendner et al., 2023)，这为睡眠剥夺引起记忆和学习障碍提供了神经电生理证据(Newbury et al., 2021; Frenda & Fenn, 2016)。

3.1.3 神经发育

神经振荡对个体的发育变化非常敏感。随着大脑成熟，δ 和 θ 波段频谱功率降低，而 α 和 β 波段的频谱功率增加，并且不同功率在部分脑区还存在显著的性别差异(Ott et al., 2021; Gómez et al., 2017; Saby & Marshall, 2012)。与周期活动类似，非周期活动的发育变化同样具有高度认知相关性(Ostlund et al., 2022; Voytek & Knight, 2015)，从整个生命周期来看，频谱指数的个体差异与随年龄增长而变差的认知能力相关，更小的指数意味着更差的认知表现(Kałamała et al., 2024; Tran et al., 2020; Dave et al., 2018)。在大脑快速发育阶段(如儿童早期与青春期)，指数与偏移量均观察到与年龄相关的显著下降趋势(Hill et al., 2022; McSweeney et al., 2021)。而在生命后期阶段，Pathania 等人(2022)通过静息状态下频谱指数与一系列认知和运动任务的关联，证实了个体间的这种年龄相关差异，发现在额叶区域的指数介导与年龄相关的认知变化。非周期性成分的指数变小，说明在个体衰老过程中兴奋性和抑制性神经元的比率增加，神经元网络群体水平同步下降(Voytek & Knight, 2015; Hong & Rebec, 2012)。在整个发育过程中，指数与偏移量的全脑最大值经历了从大脑后部区域到前部区域的转变(Favaro et al., 2023)，且从清醒到睡眠的非周期性指数变化最大值位于额叶，这与高阶认知及执行功能的较晚成熟阶段相匹配。清醒与睡眠状态的非周期活动也在发育过程中逐渐分化，个体睡眠阶段的经典慢波活动与非周期性指数密切相关(Horváth et al., 2022)。老年人的频谱较成年人更平坦，这可能导致老年人处理信息的能力下降，并且与老年人睡眠质量差、容易醒来的现象一致。人脑的发育还具有性别二态性，这种差异在非周期性参数中同样具有表现。与年龄匹配的青春期男性相比，女性呈现出更早的大脑成熟模式(Dennison et al., 2013; Neufang et al., 2009)。参数化 PSD 后发现，女性非周期性偏移量较男性显著更低。尽管男性在早期具有更高的偏移量，但随时间推移，男性非周期性偏移量的下降率明显大于女性(McSweeney et al., 2021)。

将周期活动与认知表现相关联的研究中，α 节律是最为突出的成分之一(Samuel et al., 2018)，但 α 振荡与认知表现之间的关系目前尚无定论(Mahjoory et al., 2019; Weisz et al., 2014; Haegens et al., 2010)。这种结果不一致的原因，可能来自传统分析方法中 α 振荡与非周期活动的混合(Wen & Liu, 2016b)。参考图 1c-e，周期性成分的改变可能是非周期性成分的变化导致的(Donoghue et al., 2020; Dave et al., 2018)，在早期许多研究中都没有考虑到这一问题。非周期性成分分析的引入为解决以上争论提供了全新视角。Finley 等人(2024)发现个体 α 频率和静息态非周期性指数可以作为个体从中年到老年认知能力下降的联合预测因子，并且它们都随着年龄增长而降低，与生命后期较差的执行功能和工作记忆有关。对调整后的周期性成分重新进行分析时发现，α 峰值中心频率仍具有年龄相关性，α 峰值的功率能量在不同年龄组之间却不再具有显著差异(Merkin et al., 2023)。这种非周期性成分对 α 总功率变化的干扰在童年和青春期样本中同样得到验证(Tröndle et al., 2022; Hill et al., 2022)。值得注意的是，调整后的 α 振荡不再具有预测认知速度的能力，非周期性指数却能够稳健地预测个体的认知处理速度(Ouyang et al., 2020)。可以看到在神经发育领域，随着周期与非周期性成分的分解，两者对神经发育的相对贡献将更加明确。

3.2 神经精神疾病

近年来研究者们在神经精神疾病领域尝试探究非周期性成分在疾病相关神经变化中的巨大价值。特定的 EEG/MEG 特征与神经系统疾病有关，患者功率谱相较于健康人群的变化可以作为生物标志物(Hassin-Baer et al., 2022; Meghdadi et al., 2021)。

神经系统的健康发育，离不开环境的塑造(Knudsen, 2004)，特别是在关键期需要足够的感知觉输入。以视力为例，先天性失明会导致 EEG 检测到的 α 振荡减少(Kriegseis et al., 2006; Cohen et al., 1961)，在 MEG 中则观察到 γ 节律活动的增加(Lubinus et al., 2021)，这些都反映了个体神经兴奋性的增加(Samaha et al., 2020; Yizhar et al., 2011)。与视力正常组相比，先天性失明对电生理活动的改变一部分来自于非周期活动。具有先天性失明病史的人群在恢复视力后，他们由疾病导致的振荡活动有所恢复，但非周期活动的异常仍然存在。这些证据表明视觉皮层的兴奋性和抑制性神经元的比率可能发生了不可逆的变化(Ossandón et al., 2023)。

类似的，许多神经精神疾病对于个体的大脑发育具有破坏性的影响，甚至发展为认知、运动和自主神经功能障碍。将患者与健康对照组的静息态 EEG/MEG 活动进行对比后，发现患者大多会表现出某一频段(如 β 和 γ)的异常活动与非周期性指数的显著改变，这些现象与个体在行为方面的较差表现相关联。周期性功率的变化一般认为与神经回路异常有关，非周期性指数的变化则认为可能进一步反映了大脑内兴奋性和抑制性神经元比率的异常变化。

表 2 列举了 9 项探讨非周期性成分的临床研究。尽管在疾病机制方面存在异质性，但大多数都表现为患者非周期性指数的提高。鉴于神经兴奋性和递质信号传导与频谱指数相关的假设，可以将绝大多数的神经精神疾病表现分为过度兴奋性(更陡峭的斜率，如帕金森病; Rosenblum et al., 2023)与过低兴奋性(更平坦的斜率，如小儿脆性 X 染色体综合征; Wilkinson & Nelson, 2021)。将脑区结构变化与频谱变化相关联时，两种斜率的表现可以解释为某种代偿机制的作用：(1)静息状态下兴奋性下降，以保证正常放电频率；(2)神经网络连接异常个体进行困难任务时，额外唤起兴奋性。需要注意的是目前非周期性指数与病理机制之间的关联仅限于相关，尚缺乏足够的证据来证明两者之间存在因果关系。

表 2 神经精神疾病中的非周期分析

实验条件	分析工具	被试与涉及疾病	主要结果			参考文献
			非周期性指数	非周期性偏移量	调整后的周期性成分	
静息态睁眼	线性回归	雷特综合征(N=57)、健康对照组(N=37)	↑	-	增加的 δ 功率与较低的认知评估相关	Roche et al., 2019
	SpecParam	小儿脆性 X 染色体综合征(N=11)、年龄匹配组(N=12)、认知匹配组(N=12)	↓	-	小儿脆性 X 染色体综合征个体额叶 γ 功率增加	Wilkinson & Nelson, 2021
		帕金森病(分为用	↑	↑	帕金森病组 θ 范围	Wang et al.,

		药与停药;N=15)、健康对照组(N=16)			的混合功率高于健康对照组	2022
		注意力缺陷与多动障碍(N=33)、健康对照组(N=33)	↑	-	注意力缺陷与多动障碍组的β功率高于健康对照组	Dakwar-kawar et al., 2024
		首发精神分裂症谱系障碍(N=43)、健康对照组(N=28)	-	↓	-	Earl et al., 2024
		阿尔茨海默症(N=36)、额颞叶痴呆(N=23)、健康对照组(N=29)	↑	↑	与额颞叶痴呆组相比，阿尔茨海默症组的θ功率更高	Wang et al., 2024
静息态闭眼		阿尔茨海默症(N=43)、健康对照组(N=33)	-	-	阿尔茨海默症组功率显著降低；阿尔茨海默症与非周期性脑电活动的变化无关	Kopčanová et al., 2024
		全面发作性癫痫(N=51)、健康对照组(N=49)	↑	-	全面发作性癫痫组频谱指数与α功率的负相关程度下降	Kopf et al., 2024
	IRASA	路易体痴呆(N=21)、帕金森病(N=28)、轻度认知障碍(N=27)、健康对照组(N=22)	↑	-	与健康对照、轻度认知障碍与帕金森病组相比，路易体痴呆个体表现出更高的θ功率	Rosenblum et al., 2023

注："-"表示研究结论未提及或不具有显著组间差异，"↑"表示增高，"↓"表示降低。

非周期分析这一新方法实现了对传统频谱分析的革新。过去将周期活动与疾病严重程度之间相关联时，部分研究结论之间存在矛盾。基于非周期分析，研究者们假设这种差异来自于非周期活动对周期活动的混淆：去除非周期性成分后，底丘脑核中的β功率与帕金森运动症状具有更强的相关(Martin et al., 2018)，非周期性指数还能够独立于β功率预测帕金森运动症状的严重程度(Clark et al., 2023)。在与大脑电生理活动联系更为紧密的神经发育障碍(如注意力缺陷多动障碍、自闭症谱系障碍等)群体中，非周期性指数甚至表现出比传统诊断标准更加显著的组间差异(Levin et al., 2020; Robertson et al., 2019)。在时间尺度上，Belova 等人(2021)发现指数不仅对大脑静息状态或长期变化敏感，对短期动态变化同样具有其衡量价值，展现了非周期性参数在反映大脑病理学方面的优势。当然，分离周期性成分与非周期性成分还能帮助我们确认疾病相关神经信号变化的来源。例如在阿尔茨海默症患者的神经活动变化中，Kopčanová等人(2024)明确了这种变化完全来自周期活动的贡献，与非周期活动无关。非周期性成分的分析能够帮助研究者对结果进行更精确的生理解释，并且定义功率谱不同成分及其变化方式。

目前，关于神经精神疾病过度兴奋性和过低兴奋性的假设还需要进一步验

证。囿于初始阶段研究数量的限制，非周期分析结论的普遍性和可重复性仍有待观察。同时，患者脑电采集更容易受到其他噪声(如眼电与肌电)的影响(Schaworonkow & Voytek, 2021)，亟待开发出更稳健更抗噪声的分析算法。

3.3 小结

综上所述，非周期性参数特别是指数与高级认知功能、觉醒状态以及神经发育之间的关联，能够帮助研究者从电生理的角度进一步解读行为表现背后的神经机制。而在临床领域中，神经精神疾病对个体大脑功能和行为的破坏性需要客观的电生理标志物来评估，非周期分析为研究者们提供了一个全新的视角。同时，周期性与非周期性成分的参数化也能够帮助研究者明晰不同成分的贡献，有效解释了过去一些相互矛盾的研究结论。总之，无论是在哪一种群体类型，非周期分析都表现出其广阔的应用前景。

4 研究展望

尽管目前非周期分析的实证研究还处于起步阶段，但总的来说非周期分析为传统频谱分析在神经电生理领域的应用开拓了新的思路。同时需要注意该方法也存在一定局限，例如非周期性参数目前仍缺乏在空间分布、心理测量性能等领域更为成熟且全面的系统论证，未来研究可围绕以下几个方面作进一步探讨。

4.1 空间分布规律

目前已有部分研究者关注到静息态 EEG (Donoghue et al., 2020)与 MEG (Chaoul & Siegel, 2021; Mahjoory et al., 2020)非周期性成分的空间分布特征。对于健康成人，总体上空间位置靠后的区域非周期性成分的指数更大，频谱更陡峭。偏移量同样沿着从后(枕部)向前(额部)的方向减小，在前额叶和内侧颞叶皮层最低。使用分段线性模型(即在 10 Hz 左右存在拐点的情况)对人类大脑活动的非周期活动进行拟合时，发现低频斜率在前部区域最陡，在感觉运动与视觉皮层最小，高频斜率仍在后部区域最陡峭(不包括枕叶区域)，并且两者皮质模式之间呈现负相关关系(Chaoul & Siegel, 2021)。尽管非周期性参数与周期性峰值频率在空间上存在相似性，但周期性峰值频率的梯度变化在很大程度上还是独立于非周期性参数(Mahjoory et al., 2020)。当我们在分析非周期活动时，由于研究目的与研究对象不同，EEG/MEG 研究在选取电极通道的数量和位置上可能存在差异，并且非周期活动的空间起源可能并不局限于某一特定的大脑区域(Ostlund et al., 2022)。如本文的常规分析过程所述，未来有关非周期分析的研究中报告整个头表的非周期活动有助于研究者选择性地比较不同电极通道，还能够评估非周期性参数在空间上的组间差异。

脑电在空间分辨率上具有局限性，因此未来研究可以考虑采用同步 EEG-fMRI 技术(雷旭, 尧德中, 2014)来提高非周期分析的空间分辨率。有证据表明，非周期神经群体活动中的宽带功率波动可能是静息态 fMRI 全脑活动的神经基础 (Wen & Liu, 2016a)。另一方面，在静息状态下非周期性参数与 BOLD 信号高度相关(Jacob et al., 2021)。BOLD 信号作为神经活动的间接测量，同样代表了兴奋性与抑制性的平衡(Xu, 2015)。尽管个体在静息状态下处于没有明确任务的状态，在大脑中依旧会有活跃的区域，即默认模式网络(default mode network, DMN; Di & Biswal, 2013; Raichle et al., 2001)。在有关周期性振荡的研究中，已经证实α和β频段的自发活动与前后扣带回有关(Laufs et al., 2003)，且分别与注意力和认知活动相关联。因此有研究者尝试将睁眼静息状态的非周期活动参数

与 DMN 相关联，但相关系数较小(Jacob et al., 2021)。这可能由于睁眼条件下会产生更强的外部关注，且此时 DMN 内功能连接相对闭眼条件较弱(Weng et al., 2020)。在静息状态特别是睁眼条件下，个体在记录过程中对环境的注意与唤醒是波动的。注意力的波动又涉及自上而下或自下而上注意网络的参与，对应不同的觉醒状态及兴奋性(Gómez-Laberge et al., 2016)。在闭眼状态下则可能增强了自上而下的感觉活动与心理意象(Mazard et al., 2005)，表现出觉醒增加和指数减小。目前缺少来自闭眼条件下的同步 EEG-fMRI 证据以及睁闭眼之间的对比，无法明确两种状态对非周期活动的影响。此外，与实验任务无关的刺激(如仪器噪声)会增加听觉皮层等区域的 fMRI 信号相关的非周期活动，反映了个体对无关刺激的一种主动抑制(Jacob et al., 2021)。未来的同步 EEG-fMRI 研究可以重点关注睁闭眼状态以及环境无关刺激对两个模态信号关联的影响。

4.2 自由参数的确定与组分析

从近年来发表的非周期相关工作来看，相较于其他算法，SpecParam 算法普及率更高且应用更为广泛。值得注意的是，在使用该算法进行非周期分析时需要预先设定一系列自由参数(见图 2)。Donoghue 等人(2020)提供了默认值，可以适应大部分类型的实验数据。但实际应用中为了防止过拟合或拟合不佳，需要对部分参数进行调整。自由参数的确定可以参考已发表研究中类似样本的参数设置，通过数据驱动的方法不断调整，最终实现模型的最优拟合(Ostlund et al., 2022)。在确定了拟合模型的参数后，依据本文提出的常规分析即可得到相应的非周期和周期性参数。

对于组水平的统计分析，在本文的常规分析过程提供了被试内设计的分析范例，其他研究可以依据实验设计选择统计流程，如何根据每个电极的参数来得到每个被试的参数尤为关键。非周期性参数可以直接通过平均得到，但周期性参数需要结合实验假设来设计算法。在常规分析中我们展示了在没有假设的周期性成分个数和频段分布的情况下，如何提取最大能量的周期性成分。

4.3 非周期分析的心理测量性能

好的测量指标需要具有良好的心理测量特性，即良好的效度和信度。如前文所述，大量研究指出非周期性指数与个体知觉和认知行为的关联(如工作记忆等; Euler et al., 2024; Zhang et al., 2023; Waschke et al., 2021; Donoghue et al., 2020)，反映了在心理测量效度上的潜力，在临床与神经发展等研究领域同样表现出良好的应用价值(Voytek & Knight, 2015)。另一方面，良好的个体内信号稳定性也是需要考虑的重要方面，即重测信度。

传统频谱分析的重测信度已得到充分检验，在睁闭眼静息态中使用类内相关系数作为稳定性的指标，发现静息态的重测信度较高(Li et al., 2024; McKeown et al., 2024)。非周期性成分的重测信度介于一般和优秀之间(0.50~0.95; Li et al., 2024)，其中偏移量比指数更稳定。睁眼条件下的重测信度较差，除了睁眼状态下更多的眼动伪迹(Ding et al., 2022)，还可能由于个体在睁眼时无意识进行了额外的视觉加工，这种“任务状态”对非周期性成分会产生一定影响(Podvalny et al., 2015)。此外，重测性也受到被试状态的影响，例如容易受个体情绪或警觉状态干预的任务，其重测信度可能较低(Buchanan, 2007; Aleman et al., 2000)。

尽管研究者们已经开始探索非周期性参数在个体不同状态下的重测信度，但相较于前人对于周期性参数的重测性检验，非周期性参数的心理测量性能仍需在其他领域进一步验证。例如可以从空间水平上结合 fMRI 技术，围绕某个脑区及

对应的头表位置电极更集中地考察非周期性参数的心理测量性能，这能够为非周期性参数作为生物标志物或指标提供更为全面的理论及实践依据。

4.4 非周期成分的生理意义

两类神经元 E:I 的平衡对于神经元稳态和神经振荡的形成至关重要(Atallah & Scanziani, 2009; Turrigiano & Nelson, 2004)，能够保证神经元之间正常的信息传递(Vogels & Abbott, 2009; Salinas & Sejnowski, 2001)。在个体发育关键期的 E:I 失衡与一系列中枢神经系统的病变相关联(González-Ramíre et al., 2015; Mariani et al., 2015; Kehrer et al., 2008)。更高的非周期性指数认为反映了增加的抑制性或减少的兴奋性神经递质活动(Voytek & Knight, 2015)。例如注意力多动障碍的神经活动稳定性较低，可能与神经噪声水平的增加有关。部分身体节律(如呼吸、心律等)也可以调节人类行为、认知及背后的神经振荡活动，协调大脑信号传导的皮层兴奋性(Kluger et al., 2021; Kluger & Gross, 2020; Zelano et al., 2016)。Kluger 等人(2023)将呼吸与非周期大脑活动联系起来，发现非周期活动的指数变化与呼吸周期相锁，表明 E:I 平衡的自发状态受到外周身体信号的影响。

神经回路兴奋性与抑制性通常分别由快速的神经递质谷氨酸和较慢的γ-氨基丁酸输入组成(Koolschijn et al., 2019; Barron et al., 2017)。磁共振波谱(Magnetic Resonance Spectroscopy, MRS)技术可用于测量大脑内神经递质的体内浓度，许多研究报告了这两种神经递质水平与依赖于特定大脑区域神经传递的心理物理表现之间的关系(Sarlo & Holton, 2021; Cassady et al., 2019)。基于 E:I 失衡理论，神经递质可以作为神经精神疾病的生物标志物(Drenthen et al., 2016; Smesny et al., 2015; Brown et al., 2013)。这种来自理论的间接证据可以将非周期性参数与神经递质联系起来，但目前仍缺乏两者之间关系的直接证据。激素作为体内另一种具有调节作用的物质，同样与机体内部的信息传递有关。Gaižauskaitė等人(2024)基于性腺激素对神经递质系统的作用机制，探究了女性荷尔蒙状态对静息态 EEG 周期性与非周期性参数的影响，结果并未发现显著的组间差异。然而，由于个体内部分频谱参数在生理周期内存在显著波动，我们仍不能排除非周期性成分与神经递质或激素之间存在直接关联性。

5 结论

随着数据分析技术的进步，EEG/MEG 的非周期分析受到神经电生理领域的普遍关注。在发展神经科学和神经精神病理学方面，已经出现了多个成功的应用案例。本文中，我们介绍了非周期性成分分析在睁闭眼静息态、睡眠状态、神经发育以及临床疾病领域的进展，并对非周期性成分空间分布、参数设置、组水平分析、重测稳定性以及生理意义等未来方向进行了介绍。非周期分析的大量应用与新算法的不断涌现，反映了研究者对神经电生理信号更为细致深刻的认识，为进一步探究非周期性成分的功能意义奠定了基础。目前非周期性成分分析还缺少对全脑空间分布的关注，其神经生理生成机制尚处于探索阶段，未来需要结合多模态技术、实验设计等进一步筑牢其理论基础，拓展其应用范围。

参考文献

[1] 雷旭, 尧德中. (2014). *同步脑电-功能磁共振(EEG-fMRI)原理与技术*. 北京：科学出版社.

[2] Aleman, A., Nieuwenstein, M. R., Böcker, K. B., & de Haan, E. H. (2000). Music training and mental imagery ability. *Neuropsychologia*, *38*(12), 1664–1668.

[3] Atallah, B. V., & Scanziani, M.. (2009). Instantaneous modulation of gamma oscillation frequency by balancing excitation with inhibition. *Neuron, 62*(4), 566–577.

[4] Bai, D., Hu, J., Jülich, S., & Lei, X. (2024). Impact of sleep deprivation on aperiodic activity: A resting-state EEG study. *Journal of neurophysiology, 132*(5), 1577–1588.

[5] Barron, H. C., Vogels, T. P., Behrens, T. E., & Ramaswami, M. (2017). Inhibitory engrams in perception and memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 114*(26), 6666–6674.

[6] Belova, E. M., Semenova, U., Gamaleya, A. A., Tomskiy, A. A., & Sedov, A. (2021). Voluntary movements cause beta oscillations increase and broadband slope decrease in the subthalamic nucleus of parkinsonian patients. *European Journal of Neuroscience, 53*(7), 2205–2213.

[7] Benchenane, K., Tiesinga, P. H., Battaglia, F. P. (2011). Oscillations in the prefrontal cortex: A gateway to memory and attention. *Current Opinion in Neurobiology, 21*(3), 475–485.

[8] Bódizs, R., Szalárdy, O., Horváth, C., Ujma, P. P., Gombos, F., Simor, P., ... Dresler, M. (2021). A set of composite, non-redundant EEG measures of NREM sleep based on the power law scaling of the Fourier spectrum. *Scientific Reports, 11*(1), 2041.

[9] Brady, B., & Bardouille, T. (2022). Periodic/Aperiodic parameterization of transient oscillations (PAPTO)–Implications for healthy ageing. *NeuroImage, 251*, 118974.

[10] Brown, M. S., Singel, D., Hepburn, S., & Rojas, D. C. (2013). Increased glutamate concentration in the auditory cortex of persons with autism and first‐degree relatives: A ^{1}H‐MRS study. *Autism Research, 6*(1), 1–10.

[11] Buchanan, T. W. (2007). Retrieval of emotional memories. *Psychological Bulletin*, 133(5), 761–779.

[12] Candelaria-Cook, F. T., Solis, I., Schendel, M. E., Wang, Y. P., Wilson, T. W., Calhoun, V. D., & Stephen, J. M. (2022). Developmental trajectory of MEG resting-state oscillatory activity in children and adolescents: A longitudinal reliability study. *Cerebral Cortex, 32*(23), 5404–5419.

[13] Cassady, K., Gagnon, H., Lalwani, P., Simmonite, M., Foerster, B., Park, D., ... Polk, T. A. (2019). Sensorimotor network segregation declines with age and is linked to GABA and to sensorimotor performance. *Neuroimage, 186*, 234–244.

[14] Chaoul, A. I., & Siegel, M. (2021). Cortical correlation structure of aperiodic neuronal population activity. *NeuroImage, 245*, 118672.

[15] Clark, D. L., Khalil, T., Kim, L. H., Noor, M. S., Luo, F., & Kiss, Z. H. (2023). Aperiodic subthalamic activity predicts motor severity and stimulation response in Parkinson disease. *Parkinsonism & Related Disorders, 110*, 105397.

[16] Cohen, J., Boshes, L. D., Snider, R. S. (1961). Electroencephalographic changes following retrolental fibroplasia. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 13*(6), 914–922.

[17] Cohen, M. X. (2014). Fluctuations in oscillation frequency control spike timing and coordinate neural networks. *Journal of Neuroscience, 34*(27), 8988–8998.

[18] Colombo, M. A., Napolitani, M., Boly, M., Gosseries, O., Casarotto, S., Rosanova, M., ... Sarasso, S. (2019). The spectral exponent of the resting EEG indexes the presence of consciousness during unresponsiveness induced by propofol, xenon, and ketamine. *NeuroImage, 189*, 631–644.

[19] Dakwar-Kawar, O., Mentch-Lifshits, T., Hochman, S., Mairon, N., Cohen, R., Balasubramani, P., ...

Nahum, M. (2024). Aperiodic and periodic components of oscillatory brain activity in relation to cognition and symptoms in pediatric ADHD. *Cerebral Cortex, 34*(6). https://doi.org/10.1093/cercor/bhae236

[20] Dave, S., Brothers, T. A., & Swaab, T. Y. (2018). 1/f neural noise and electrophysiological indices of contextual prediction in aging. *Brain Research, 1691*, 34–43.

[21] Dennison, M., Whittle, S., Yücel, M., Vijayakumar, N., Kline, A., Simmons, J., & Allen, N. B. (2013). Mapping subcortical brain maturation during adolescence: Evidence of hemisphere‐and sex‐specific longitudinal changes. *Developmental science, 16*(5), 772–791.

[22] Di, X., & Biswal, B. B. (2013). Modulatory interactions of resting-state brain functional connectivity. *PLoS One, 8*(8), e71163.

[23] Ding, L., Duan, W., Wang, Y., & Lei, X. (2022). Test-retest reproducibility comparison in resting and the mental task states: A sensor and source-level EEG spectral analysis. *International Journal of Psychophysiology, 173*, 20–28.

[24] Donoghue, T., Haller, M., Peterson, E. J., Varma, P., Sebastian, P., Gao, R., ... Voytek, B. (2020). Parameterizing neural power spectra into periodic and aperiodic components. *Nature Neuroscience, 23*(12), 1655–1665.

[25] Drenthen, G. S., Barendse, E. M., Aldenkamp, A. P., van Veenendaal, T. M., Puts, N. A., Edden, R. A., ... Jansen, J. F. (2016). Altered neurotransmitter metabolism in adolescents with high-functioning autism. *Psychiatry Research: Neuroimaging, 256*, 44–49.

[26] Earl, R. J., Ford, T. C., Lum, J. A., Enticott, P. G., & Hill, A. T. (2024). Exploring aperiodic activity in first episode schizophrenia spectrum psychosis: A resting-state EEG analysis. *Brain Research, 1840*, 149052.

[27] Euler, M. J., Vehar, J. V., Guevara, J. E., Geiger, A. R., Deboeck, P. R., & Lohse, K. R. (2024). Associations between the resting EEG aperiodic slope and broad domains of cognitive ability. *Psychophysiology, 61*(6), e14543.

[28] Favaro, J., Colombo, M. A., Mikulan, E., Sartori, S., Nosadini, M., Pelizza, M. F., ... Toldo, I. (2023). The maturation of aperiodic EEG activity across development reveals a progressive differentiation of wakefulness from sleep. *NeuroImage, 277*, 120264.

[29] Finley, A. J., Angus, D. J., Knight, E. L., van Reekum, C. M., Lachman, M. E., Davidson, R. J., & Schaefer, S. M. (2024). Resting EEG periodic and aperiodic components predict cognitive decline over 10 years. *The Journal of Neuroscience : The Official Journal of the Society for Neuroscience, 44*(13). https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.1332-23.2024

[30] Frenda, S. J., & Fenn, K. M. (2016). Sleep less, think worse: The effect of sleep deprivation on working memory. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition, 5*(4), 463–469.

[31] G. Horváth, C., Szalárdy, O., Ujma, P. P., Simor, P., Gombos, F., Kovács, I., ... Bódizs, R. (2022). Overnight dynamics in scale-free and oscillatory spectral parameters of NREM sleep EEG. *Scientific Reports, 12*(1), 18409.

[32] Gaižauskaitė, R., Gladutytė, L., Zelionkaitė, I., Čėsnaitė, E., Busch, N. A., & Grikšienė, R. (2024). The search for the relationship between female hormonal status, alpha oscillations, and aperiodic features of resting state EEG. *International Journal of Psychophysiology, 198*, 112312.

[33] Gao, R. D., Peterson, E. J., & Voytek, B. (2017). Inferring synaptic excitation/inhibition balance from field potentials. *NeuroImage, 158*, 70–78.

[34] Gatev, P., Darbin, O., & Wichmann, T. (2006). Oscillations in the basal ganglia under normal conditions and in movement disorders. *Movement Disorders, 21*(10), 1566–1577.

[35] Gerster, M., Waterstraat, G., Litvak, V., Lehnertz, K., Schnitzler, A., Florin, E., ... Nikulin, V. (2022).

Separating neural oscillations from aperiodic 1/f activity: Challenges and recommendations. *Neuroinformatics, 20*(4), 991–1012.
[36] Girardeau, G., & Lopes-dos-Santos, V. (2021). Brain neural patterns and the memory function of sleep. *Science, 374*(6567), 560–564.
[37] Gómez, C. M., Rodríguez-Martínez, E. I., Fernández, A., Maestú, F., Poza, J., & Gómez, C. (2017). Absolute power spectral density changes in the magnetoencephalographic activity during the transition from childhood to adulthood. *Brain Topography, 30*, 87–97.
[38] Gómez-Laberge, C., Smolyanskaya, A., Nassi, J. J., Kreiman, G., & Born, R. T. (2016). Bottom-up and top-down input augment the variability of cortical neurons. *Neuron, 91*(3), 540–547.
[39] González-Ramírez, L. R., Ahmed, O. J., Cash, S. S., Wayne, C. E., & Kramer, M. A. (2015). A biologically constrained, mathematical model of cortical wave propagation preceding seizure termination. *PLoS Computational Biology, 11*(2), e1004065.
[40] Haegens, S., Osipova, D., Oostenveld, R., & Jensen, O. (2010). Somatosensory working memory performance in humans depends on both engagement and disengagement of regions in a distributed network. *Human Brain Mapping, 31*(1), 26–35.
[41] Haraguchi, R., Hoshi, H., Ichikawa, S., Hanyu, M., Nakamura, K., Fukasawa, K., ... Shigihara, Y. (2021). The menstrual cycle alters resting-state cortical activity: A magnetoencephalography study. *Frontiers in Human Neuroscience, 15*, 652789.
[42] Hassin-Baer, S., Cohen, O. S., Israeli-Korn, S., Yahalom, G., Benizri, S., Sand, D., ... Peremen, Z. (2022). Identification of an early-stage Parkinson's disease neuromarker using event-related potentials, brain network analytics and machine-learning. *Plos One, 17*(1), e0261947.
[43] He, B. J., Zempel, J. M., Snyder, A. Z., & Raichle, M. E. (2010). The temporal structures and functional significance of scale-free brain activity. *Neuron, 66*(3), 353–369.
[44] He, B. J. (2014). Scale-free brain activity: Past, present, and future. *Trends in Cognitive Sciences, 18*(9), 480–487.
[45] Helfrich, R. F., Mander, B. A., Jagust, W. J., Knight, R. T., & Walker, M. P. (2017). Old brains come uncoupled in sleep: Slow wave-spindle synchrony, brain atrophy, and forgetting. *Neuron, 97*(1), 221–230.
[46] Hill, A. T., Clark, G. M., Bigelow, F. J., Lum, J. A. G., & Enticott, P. G. (2022). Periodic and aperiodic neural activity displays age-dependent changes across early-to-middle childhood. *Developmental Cognitive Neuroscience, 54*, 101076.
[47] Hommel, B. (2015). Between persistence and flexibility: The Yin and Yang of action control. In A. J. Elliot (Ed.), *Advances in motivation science* (Vol. 2, pp. 33–67). Elsevier.
[48] Hong, S. L., & Rebec, G. V. (2012). A new perspective on behavioral inconsistency and neural noise in aging: Compensatory speeding of neural communication. *Frontiers in Aging Neuroscience, 4*, 27.
[49] Hu, S., Zhang, Z., Zhang, X., Wu, X., & Valdes-Sosa, P. A. (2024). ξ-π: A nonparametric model for neural power spectra decomposition. *IEEE journal of biomedical and health informatics, 28*(5), 2624–2635.
[50] Jach, H. K., Feuerriegel, D., & Smillie, L. D. (2020). Decoding personality trait measures from resting EEG: An exploratory report. *Cortex, 130*, 158–171.
[51] Jacob, M. S., Roach, B. J., Sargent, K. S., Mathalon, D. H., & Ford, J. M. (2021). Aperiodic measures of neural excitability are associated with anticorrelated hemodynamic networks at rest: A combined EEG-fMRI study. *NeuroImage, 245*, 118705.
[52] Kahana, M. J. (2006). The cognitive correlates of human brain oscillations. *Journal of Neuroscience,*

26(6), 1669–1672.
[53] Kałamała, P., Gyurkovics, M., Bowie, D. C., Clements, G. M., Low, K. A., Dolcos, F., ... Gratton, G. (2024). Event-induced modulation of aperiodic background EEG: Attention-dependent and age-related s hifts in E:I balance, and their consequences for behavior. *Imaging Neuroscience, 2*, 1–18.
[54] Kehrer, C., Maziashvili, N., Dugladze, T., & Gloveli, T. (2008). Altered excitatory-inhibitory balance in the NMDA-hypofunction model of schizophrenia. *Frontiers in Molecular Neuroscience, 1*, 6.
[55] Klinzing, J. G., Niethard, N., & Born, J. (2019). Mechanisms of systems memory consolidation duri ng sleep. *Nature Neuroscience, 22*(10), 1598–1610.
[56] Kluger, D. S., & Gross, J. (2020). Respiration modulates oscillatory neural network activity at rest. *PLoS Biol, 19*(11), e3001457.
[57] Kluger, D. S., Balestrieri, E., Busch, N. A., & Gross, J. (2021). Respiration aligns perception with n eural excitability. *Elife, 10*, e70907.
[58] Kluger, D. S., Forster, C., Abbasi, O., Chalas, N., Villringer, A., & Gross, J. (2023). Modulatory dy namics of periodic and aperiodic activity in respiration-brain coupling. *Nature Communications, 14*(1), 469 9.
[59] Knudsen, E. I. (2004). Sensitive periods in the development of the brain and behavior. *Journal of C ognitive Neuroscience, 16*(8), 1412–1425.
[60] Koolschijn, R. S., Emir, U. E., Pantelides, A. C., Nili, H., Behrens, T. E., & Barron, H. C. (2019). The hippocampus and neocortical inhibitory engrams protect against memory interference. *Neuron, 101*(3), 528–541.
[61] Kopčanová, M., Tait, L., Donoghue, T., Stothart, G., Smith, L., Flores-Sandoval, A. A., ... Benwell, C. S. (2024). Resting-state EEG signatures of Alzheimer's disease are driven by periodic but not aperiodic changes. *Neurobiology of Disease, 190*, 106380.
[62] Kopf, M., Martini, J., Stier, C., Ethofer, S., Braun, C., Li Hegner, Y., Focke, N. K., Marquetand, J., & Helfrich, R. F. (2024). Aperiodic activity Indexes neural hyperexcitability in generalized epilepsy. *ENe uro, 11*(9). https://doi.org/10.1523/ENEURO.0242-24.2024
[63] Kriegseis, A., Hennighausen, E., Rösler, F., & Röder, B. (2006). Reduced EEG alpha activity over p arieto-occipital brain areas in congenitally blind adults. *Clinical Neurophysiology, 117*(7), 1560–1573.
[64] Laufs, H., Krakow, K., Sterzer, P., Eger, E., Beyerle, A., Salek-Haddadi, A., & Kleinschmidt, A. (20 03). Electroencephalographic signatures of attentional and cognitive default modes in spontaneous brain act ivity fluctuations at rest. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 100*(19), 11053–11058.
[65] Lendner, J. D., Helfrich, R. F., Mander, B. A., Romundstad, L., Lin, J. J., Walker, M. P., ... Knight, R. T. (2020). An electrophysiological marker of arousal level in humans. *Elife, 9*, e55092.
[66] Lendner, J. D., Niethard, N., Mander, B. A., van Schalkwijk, F. J., Schuh-Hofer, S., Schmidt, H., ... Helfrich, R. F. (2023). Human REM sleep recalibrates neural activity in support of memory formation. *S cience Advances, 9*(34), eadj1895.
[67] Levin, A. R., Naples, A. J., Scheffler, A. W., Webb, S. J., Shic, F., Sugar, C. A., ... Autism Biomar kers Consortium for Clinical Trials. (2020). Day-to-day test-retest reliability of EEG profiles in children w ith autism spectrum disorder and typical development. *Frontiers in Integrative Neuroscience, 14*, 21.
[68] Li, N., Yang, J., Long, C., & Lei, X. (2024). Test-retest reliability of EEG aperiodic components in resting and mental task states. *Brain Topography, 37*(6), 961–971.
[69] Lubinus, C., Orpella, J., Keitel, A., Gudi-Mindermann, H., Engel, A. K., Roeder, B., & Rimmele, J. M. (2021). Data-driven classification of spectral profiles reveals brain region-specific plasticity in blindnes s. *Cerebral Cortex, 31*(5), 2505–2522.

[70] Mahjoory, K., Cesnaite, E., Hohlefeld, F. U., Villringer, A., & Nikulin, V. V. (2019). Power and tem poral dynamics of alpha oscillations at rest differentiate cognitive performance involving sustained and ph asic cognitive control. *NeuroImage, 188*, 135–144.

[71] Mahjoory, K., Schoffelen, J. M., Keitel, A., & Gross, J. (2020). The frequency gradient of human re sting-state brain oscillations follows cortical hierarchies. *Elife*, 9, e53715.

[72] Mander, B. A., Rao, V., Lu, B., Saletin, J. M., Lindquist, J. R., Ancoli-Israel, S., ... Walker, M. P. (2013). Prefrontal atrophy, disrupted NREM slow waves and impaired hippocampal-dependent memory in aging. *Nature Neuroscience, 16*(3), 357–364.

[73] Maquet, P., & Phillips, C. (1998). Functional brain imaging of human sleep. *Journal of Sleep Resear ch, 7*(S1), 42–47.

[74] Mariani, J., Coppola, G., Zhang, P., Abyzov, A., Provini, L., Tomasini, L., ... Vaccarino, F. M. (201 5). FOXG1-dependent dysregulation of GABA/glutamate neuron differentiation in autism spectrum disorder s. *Cell, 162*(2), 375–390.

[75] Martin, S., Iturrate, I., Chavarriaga, R., Leeb, R., Sobolewski, A., Li, A. M., ... Millán, J. D. R. (20 18). Differential contributions of subthalamic beta rhythms and 1/f broadband activity to motor symptoms in Parkinson's disease. *npj Parkinson's Disease, 4*(1), 32.

[76] Mazard, A., Laou, L., Joliot, M., & Mellet, E. (2005). Neural impact of the semantic content of vis ual mental images and visual percepts. *Cognitive Brain Research, 24*(3), 423–435.

[77] McKeown, D. J., Finley, A. J., Kelley, N. J., Cavanagh, J. F., Keage, H. A., Baumann, O., ... Angu s, D. J. (2024). Test-retest reliability of spectral parameterization by 1/f characterization using SpecParam. *Cerebral Cortex, 34*(1). https://doi.org/10.1093/cercor/bhad482

[78] McSweeney, M., Morales, S., Valadez, E. A., Buzzell, G. A., & Fox, N. A. (2021). Longitudinal age - and sex-related change in background aperiodic activity during early adolescence. *Developmental Cogniti ve Neuroscience, 52*, 101035.

[79] Meghdadi, A. H., Stevanović Karić, M., McConnell, M., Rupp, G., Richard, C., Hamilton, J., ... Ber ka, C. (2021). Resting state EEG biomarkers of cognitive decline associated with Alzheimer’s disease and mild cognitive impairment. *PloS one, 16*(2), e0244180.

[80] Merkin, A., Sghirripa, S., Graetz, L., Smith, A. E., Hordacre, B., Harris, R., ... Goldsworthy, M. (20 23). Do age-related differences in aperiodic neural activity explain differences in resting EEG alpha?. *Neu robiology of Aging, 121*, 78–87.

[81] Miskovic, V., Macdonald, K. J., Rhodes, L. J., & Cote, K. A. (2019). Changes in EEG multiscale e ntropy and power-law frequency scaling during the human sleep cycle. *Human Brain Mapping, 40*(2), 538 –551.

[82] Motokawa, K. (1949). Energy of brain waves and energetics of the brain. *The Tohoku Journal of Ex perimental Medicine, 51*(1–2), 119–129.

[83] Neufang, S., Specht, K., Hausmann, M., Güntürkün, O., Herpertz-Dahlmann, B., Fink, G. R., & Kon rad, K. (2009). Sex differences and the impact of steroid hormones on the developing human brain. *Cere bral Cortex, 19*(2), 464–473.

[84] Newbury, C. R., Crowley, R., Rastle, K., & Tamminen, J. (2021). Sleep deprivation and memory: M eta-analytic reviews of studies on sleep deprivation before and after learning. *Psychological Bulletin, 147* (11), 1215–1240.

[85] Newson, J. J., & Thiagarajan, T. C. (2019). EEG frequency bands in psychiatric disorders: A review of resting state studies. *Frontiers in Human Neuroscience, 12*, 521.

[86] Ossandón, J. P., Stange, L., Gudi-Mindermann, H., Rimmele, J. M., Sourav, S., Bottari, D., ... Röder,

B. (2023). The development of oscillatory and aperiodic resting state activity is linked to a sensitive per iod in humans. *NeuroImage, 275*, 120171.

[87] Ostlund, B., Donoghue, T., Anaya, B., Gunther, K. E., Karalunas, S. L., Voytek, B., & Pérez-Edgar, K. E. (2022). Spectral parameterization for studying neurodevelopment: How and why. *Developmental Cog nitive Neuroscience, 54*, 101073.

[88] Ott, L. R., Penhale, S. H., Taylor, B. K., Lew, B. J., Wang, Y. P., Calhoun, V. D., ... Wilson, T. W. (2021). Spontaneous cortical MEG activity undergoes unique age- and sex-related changes during the tra nsition to adolescence. *NeuroImage, 244*, 118552.

[89] Ouyang, G., Hildebrandt, A., Schmitz, F., & Herrmann, C. (2020). Decomposing alpha and 1/f brain activities reveals their differential associations with cognitive processing speed. *NeuroImage, 205*, 116304.

[90] Pacheco, L. B., Feuerriegel, D., Jach, H. K., Robinson, E., Duong, V. N., Bode, S., & Smillie, L. D. (2024). Disentangling periodic and aperiodic resting EEG correlates of personality. *NeuroImage, 293*, 1 20628.

[91] Pascual-marqui, R. D., Valdes-sosa, P. A., & Alvarez-amador, A. (1988). A parametric model for mul tichannel EEG spectra. *International Journal of Neuroscience*, 40(1–2), 89–99.

[92] Pathania, A., Euler, M. J., Clark, M., Cowan, R. L., Duff, K., & Lohse, K. R. (2022). Resting EEG spectral slopes are associated with age-related differences in information processing speed. *Biological Psy chology, 168*, 108261.

[93] Pi, Y., Yan, J., Pscherer, C., Gao, S., Mückschel, M., Colzato, L., ... Beste, C. (2024). Interindividua l aperiodic resting-state EEG activity predicts cognitive-control styles. *Psychophysiology*, e14576.

[94] Podvalny, E., Noy, N., Harel, M., Bickel, S., Chechik, G., Schroeder, C. E., ... Malach, R. (2015). A unifying principle underlying the extracellular field potential spectral responses in the human cortex. *Jo urnal of Neurophysiology, 114*(1), 505–519.

[95] Pótári, A., Ujma, P. P., Konrad, B. N., Genzel, L., Simor, P., Körmendi, J., ... Bódizs, R. (2017). A ge-related changes in sleep EEG are attenuated in highly intelligent individuals. *Neuroimage, 146*, 554–56 0.

[96] Racz, F. S., Czoch, A., Kaposzta, Z., Stylianou, O., Mukli, P., & Eke, A. (2022). Multiple-resamplin g cross-spectral analysis: An unbiased tool for estimating fractal connectivity with an application to neuro physiological signals. *Frontiers in Physiology, 13*, 817239.

[97] Raichle, M. E., MacLeod, A. M., Snyder, A. Z., Powers, W. J., Gusnard, D. A., & Shulman, G. L. (2001). A default mode of brain function. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 98*(2), 676–6 82.

[98] Robertson, M. M., Furlong, S., Voytek, B., Donoghue, T., Boettiger, C. A., & Sheridan, M. A. (201 9). EEG power spectral slope differs by ADHD status and stimulant medication exposure in early childho od. *Journal of Neurophysiology, 122*(6), 2427–2437.

[99] Roche, K. J., LeBlanc, J. J., Levin, A. R., O’Leary, H. M., Baczewski, L. M., & Nelson, C. A. (2 019). Electroencephalographic spectral power as a marker of cortical function and disease severity in girls with Rett syndrome. *Journal of neurodevelopmental disorders, 11*, 15.

[100] Rosenblum, Y., Shiner, T., Bregman, N., Giladi, N., Maidan, I., Fahoum, F., & Mirelman, A. (202 3). Decreased aperiodic neural activity in Parkinson’s disease and dementia with Lewy bodies. *Journal of Neurology, 270*(8), 3958–3969.

[101] Saby, J. N., & Marshall, P. J. (2012). The utility of EEG band power analysis in the study of infa ncy and early childhood. *Developmental neuropsychology, 37*(3), 253–273.

[102] Salinas, E., & Sejnowski, T. J. (2001). Correlated neuronal activity and the flow of neural informat

ion. *Nature Reviews Neuroscience, 2*(8), 539–550.
[103] Samaha, J., Iemi, L., Haegens, S., & Busch, N. A. (2020). Spontaneous brain oscillations and perce ptual decision-making. *Trends in cognitive sciences, 24*(8), 639–653.
[104] Samuel, I. B. H., Wang, C., Hu, Z., & Ding, M. (2018). The frequency of alpha oscillations: Task-dependent modulation and its functional significance. *Neuroimage, 183*, 897–906.
[105] Sarlo, G. L., & Holton, K. F. (2021). Brain concentrations of glutamate and GABA in human epile psy: A review. *Seizure, 91*, 213–227.
[106] Schaworonkow, N., & Voytek, B. (2021). Longitudinal changes in aperiodic and periodic activity in electrophysiological recordings in the first seven months of life. *Developmental Cognitive Neuroscience, 47*, 100895.
[107] Schneider, B., Szalárdy, O., Ujma, P. P., Simor, P., Gombos, F., Kovács, I., ... Bódizs, R. (2022). S cale-free and oscillatory spectral measures of sleep stages in humans. *Frontiers in Neuroinformatics, 16*, 9 89262.
[108] Smesny, S., Gussew, A., Biesel, N. J., Schack, S., Walther, M., Rzanny, R., ... Reichenbach, J. R. (2015). Glutamatergic dysfunction linked to energy and membrane lipid metabolism in frontal and anterior cingulate cortices of never treated first-episode schizophrenia patients. *Schizophrenia Research, 168*(1–2), 322–329.
[109] Tran, T. T., Rolle, C. E., Gazzaley, A., & Voytek, B. (2020). Linked sources of neural noise contri bute to age-related cognitive decline. *Journal of cognitive neuroscience, 32*(9), 1813–1822.
[110] Tröndle, M., Popov, T., Dziemian, S., & Langer, N. (2022). Decomposing the role of alpha oscillati ons during brain maturation. *Elife, 11*, e77571.
[111] Turrigiano, G. G., & Nelson, S. B. (2004). Homeostatic plasticity in the developing nervous system. *Nature Reviews Neuroscience, 5*(2), 97–107.
[112] Ujma, P. P., Konrad, B. N., Gombos, F., Simor, P., Pótári, A., Genzel, L., ... Dresler, M. (2017). T he sleep EEG spectrum is a sexually dimorphic marker of general intelligence. *Scientific Reports, 7*(1), 1 8070.
[113] Ujma, P. P., Simor, P., Steiger, A., Dresler, M., & Bódizs, R. (2019). Individual slow-wave morphol ogy is a marker of aging. *Neurobiology of Aging, 80*, 71–82.
[114] Vogels, T. P., & Abbott, L. F. (2009). Gating multiple signals through detailed balance of excitation and inhibition in spiking networks. *Nature Neuroscience, 12*(4), 483–491.
[115] Voytek, B., & Knight, R. T. (2015). Dynamic network communication as a unifying neural basis fo r cognition, development, aging, and disease. *Biological Psychiatry, 77*(12), 1089–1097.
[116] Wan, W., Gao, Z., Zhang, Q., Gu, Z., Chang, C., Peng, C. K., & Cui, X. (2023). Resting state EE G complexity as a predictor of cognitive performance. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applicatio ns, 624*, 128952.
[117] Wang, Z., Liu, A., Yu, J., Wang, P., Bi, Y., Xue, S., ... Zhang, W. (2024). The effect of aperiodic components in distinguishing Alzheimer's disease from frontotemporal dementia. *Geroscience, 46*(1), 751–7 68.
[118] Wang, Z., Mo, Y., Sun, Y., Hu, K., Peng, C., Zhang, S., & Xue, S. (2022). Separating the aperiodi c and periodic components of neural activity in Parkinson's disease. *European Journal of Neuroscience, 5 6*(6), 4889–4900.
[119] Waschke, L., Kloosterman, N. A., Obleser, J., & Garrett, D. D. (2021). Behavior needs neural varia bility. *Neuron, 109*(5), 751–766.
[120] Watrous, A. J., Miller, J., Qasim, S. E., Fried, I., & Jacobs, J. (2018). Phase-tuned neuronal firing

encodes human contextual representations for navigational goals. *Elife, 7*, e32554.
[121] Weisz, N., Wühle, A., Monittola, G., Demarchi, G., Frey, J., Popov, T., & Braun, C. (2014). Prestimulus oscillatory power and connectivity patterns predispose conscious somatosensory perception. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 111*(4), E417–E425.
[122] Wen, H., & Liu, Z. (2016a). Broadband electrophysiological dynamics contribute to global resting-state fMRI signal. *Journal of Neuroscience, 36*(22), 6030–6040.
[123] Wen, H., & Liu, Z. (2016b). Separating fractal and oscillatory components in the power spectrum of neurophysiological signal. *Brain topography, 29*, 13–26.
[124] Weng, Y., Liu, X., Hu, H., Huang, H., Zheng, S., Chen, Q., ... Huang, R. (2020). Open eyes and closed eyes elicit different temporal properties of brain functional networks. *Neuroimage, 222*, 117230.
[125] Whitten, T. A., Hughes, A. M., Dickson, C. T., & Caplan, J. B. (2011). A better oscillation detection method robustly extracts EEG rhythms across brain state changes: The human alpha rhythm as a test case. *Neuroimage, 54*(2), 860–874.
[126] Wilkinson, C. L., & Nelson, C. A. (2021). Increased aperiodic gamma power in young boys with Fragile X Syndrome is associated with better language ability. *Molecular Autism, 12*, 17.
[127] Wilson, L. E., da Silva Castanheira, J., & Baillet, S. (2022). Time-resolved parameterization of aperiodic and periodic brain activity. *Elife, 11*, e77348.
[128] Wilt, J., & Revelle, W. (2015). Affect, behaviour, cognition and desire in the Big Five: An analysis of item content and structure. *European Journal of Personality, 29*(4), 478–497.
[129] Winawer, J., Kay, K. N., Foster, B. L., Rauschecker, A. M., Parvizi, J., & Wandell, B. A. (2013). Asynchronous broadband signals are the principal source of the bold response in human visual cortex. *Current Biology, 23*(13), 1145–1153.
[130] Xiang, C., Fan, X., Bai, D., Lv, K., & Lei, X. (2024). A resting-state EEG dataset for sleep deprivation. *Scientific Data, 11*(1), 427.
[131] Xu, J. (2015). Implications of cortical balanced excitation and inhibition, functional heterogeneity, and sparseness of neuronal activity in fMRI. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 57*, 264–270.
[132] Yizhar, O., Fenno, L. E., Prigge, M., Schneider, F., Davidson, T. J., O’shea, D. J., ... Deisseroth, K. (2011). Neocortical excitation/inhibition balance in information processing and social dysfunction. *Nature, 477*(7363), 171–178.
[133] Zarahn, E., Aguirre, G. K., & D'Esposito, M. (1997). Empirical analyses of BOLD fMRI statistics. *Neuroimage, 5*(3), 179–197.
[134] Zelano, C., Jiang, H., Zhou, G., Arora, N., Schuele, S., Rosenow, J., & Gottfried, J. A. (2016). Nasal respiration entrains human limbic oscillations and modulates cognitive function. *Journal of Neuroscience, 36*(49), 12448–12467.
[135] Zempel, J. M., Politte, D. G., Kelsey, M., Verner, R., Nolan, T. S., Babajani-Feremi, A., ... Larson-Prior, L. J. (2012). Characterization of scale-free properties of human electrocorticography in awake and slow wave sleep states. *Frontiers in Neurology, 3*, 76.
［136］Zhang, C., Stock, A. K., Mückschel, M., Hommel, B., & Beste, C. (2023). Aperiodic neural activity reflects metacontrol. *Cerebral Cortex, 33*(12), 7941–7951.

(通讯作者：雷旭　E-mail:xlei@swu.edu.cn)

补充材料

分析代码示例(Matlab 版)

```
1	% Calculate power spectra with Welch's method
2	[psds, freqs] = pwelch(data, 500, [], [], s_rate);
3	% FOOOF settings
4	settings= struct('peak_width_limits',[1,12], ...
5	                  'max_n_peaks',8,'min_peak_height', 0.1, ...
6	                  'peak_threshold', 2.0,'aperiodic_mode','fixed');
7	f_range = [1, 30];
8	% Run FOOOF across a group of power spectra
9	import py.fooof.*
10	fooof_results = fooof_group(freqs, psds, f_range, settings);
```

说明：

1. 运行本程序前需使用 Python PIP 安装工具包，安装详细教程请参见官网(https://specparam-tools.github.io/index.html)；

2. 第 2 行的 data 为多个组的预处理后的脑电数据，按被试和电极分别计算功率谱；

3. 第 4-6 行”settings”变量保存所有预设参数的设置情况，未输入的参数将保持默认值。SpecParam 的拟合性能易受预设参数的影响，一般将检测峰的绝对阈值与相对阈值设置为默认值，而其余参数的设置需要针对原始数据的频谱特点进行适当调整，例如 Ostlund 等人(2022)提供了调整模型拟合的数据驱动方法。而当原始数据不适用 SpecParam 算法时，单纯依靠参数调整并不能完全解决拟合问题。推荐阅读 Gerster 等人(2022)的研究，该文对频谱存在重叠峰等问题给出了具体的处理建议；

4. 第 7 行”f_range”为拟合频率范围，需要单独输入；

5. 第 10 行的 fooof_results 为输出结果，包含 5 个参数：①aperiodic_params：非周期参数，[偏移量,指数]；②peak_params：周期性参数，[中心频率,峰值功率,峰值带宽]；③gaussian_params：高斯拟合参数；④error：拟合残差；⑤r_squared：拟合优度。

作者贡献声明：
雷旭，胡静怡：提出综述命题思路；
胡静怡，白朵；文献检索及整理；
胡静怡，白朵：论文起草；
胡静怡，白朵，雷旭：论文最终版本修订。